



ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ

М.В. Акинин, Н.В. Акинина, А.В. Соколова

ПОНИЖЕНИЕ РАЗМЕРНОСТИ ПРОСТРАНСТВА ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ В ЗАДАЧАХ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

(Рязанский государственный радиотехнический университет)

На современной стадии развития человечества, предполагающей интенсивное и часто неразумное природопользование с применением разнообразных технологических средств, оказывающих отрицательный экологический эффект на окружающую среду, на первый план выходит задача рационального природопользования, предполагающая повышение эффективности использования природных ресурсов с одновременным снижением пагубного влияния, оказываемого человечеством на окружающую среду. Одной из составляющих решения означенной задачи является мониторинг природных ресурсов посредством анализа данных аэрофотосъемки в видимом спектральном диапазоне, полученных с беспилотного летательного аппарата (БПЛА). Наконец, одним из способов анализа данных аэрофотосъемки является автоматизированное построение электронных карт посредством которых в дальнейшем решаются прочие прикладные задачи обеспечения рационального природопользования и улучшения экологической обстановки на конкретной местности.

Наиболее простым является выбор в качестве признаков пикселя его яркостей во всех каналах снимка. Таковой подход не может быть использован на практике, поскольку он не учитывает спектральные яркости соседних пикселей и, следовательно, ведет к неправильной классификации пикселей на зашумленных изображениях.

Существенный интерес в контексте решения задачи составления электронных карт по данным аэрофотосъемки представляет описание пикселей снимка посредством описания покрывающих их текстур (текстурные признаки), поскольку таковые признаки учитывают не только спектральные яркости пикселя в каждом из каналов спутникового снимка, но также спектральные яркости пикселей в окрестностях рассматриваемого пикселя и взаимосвязь между данными спектральными яркостями.

Существуют следующие способы описания текстур [1].

- 1) Описание текстур с помощью признаков, рассчитываемых по гистограмме изображения.
- 2) Спектральные текстурные признаки.
- 3) Энергетические признаки Лавса.

К достоинствам данного подхода относятся:



- возможность компактно описывать большинство характерных паттернов структуры текстуры (периодическое повторение элементов текстуры, множество несвязанных мелких элементов, отдельные относительно большие пятна и др.);
- возможность компактно описывать уровень яркости текстуры, масштабированного к одинаковому уровню освещения по всему снимку.

Недостатком такого подхода являются существенные временные затраты на расчет описания текстуры.

4) Текстурные признаки Харалика.

По сравнению с характеристиками Лавса достоинством признаков Харалика является их большая информативность и большая гибкость характера описания, а недостатком — их меньшая компактность, что можно объяснить необходимостью расчета одних и тех же характеристик для нескольких матриц вхождений.

5) Прочие способы.

При использовании текстурных признаков для решения прикладных задач возникает проблема катастрофически больших размерностей векторных пространств, образуемых текстурными характеристиками. Следовательно, необходимо предусмотреть способ понижения размерности анализируемого векторного пространства.

Анализ главных компонент дает удобный механизм упрощения анализируемого векторного пространства с возможной оценкой и регулировкой информационных потерь при понижении размерности.

Анализ главных компонент (principal component analysis, PCA) [2] — один из основных способов уменьшить размерность данных, потеряв наименьшее количество информации. Иногда PCA называют преобразованием Карунена — Лоева или преобразованием Хотеллинга. PCA состоит в линейном ортогональном преобразовании входного вектора X размерности n в выходной вектор Y размерности p (рисунок 1), где $p < n$. При этом компоненты вектора Y являются некоррелированными и общая дисперсия после преобразования остается неизменной.

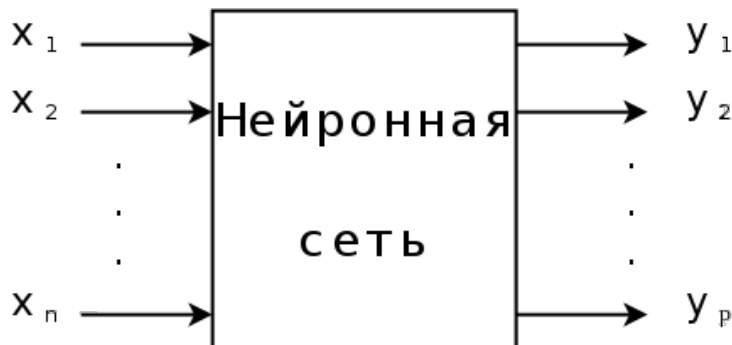


Рис. 1. Модель PCA сети



Другим способом понижения размерности анализируемого векторного пространства является применение для этих целей автоэнкодера [3].

Автоэнкодер (автоассоциатор) - специальная архитектура искусственных нейронных сетей, позволяющая применять обучение без учителя при использовании метода обратного распространения ошибки. Простейшая архитектура автоэнкодера приведена на рисунке 2 — сеть прямого распространения, без обратных связей, наиболее схожая с перцептроном и содержащая входной слой, промежуточный слой и выходной слой. В отличие от перцептрона, выходной слой автоэнкодера должен содержать столько же нейронов, сколько и входной слой.

Основной принцип работы и обучения сети автоэнкодера — получить на выходном слое отклик, наиболее близкий к входному. Чтобы решение не оказалось тривиальным, на промежуточный слой автоэнкодера накладываются ограничения: промежуточный слой должен быть или меньшей размерности, чем входной и выходной слои, или искусственно ограничивается количество одновременно активных нейронов промежуточного слоя — разреженная активация. Эти ограничения заставляют нейронную сеть искать обобщения и корреляцию в поступающих на вход данных, выполнять их сжатие. Таким образом, нейронная сеть автоматически обучается выделять из входных данных общие признаки, которые кодируются в значениях весов сети. Так, при обучении сети на наборе различных входных изображений, нейронная сеть может самостоятельно обучиться распознавать линии и полосы под различными углами.

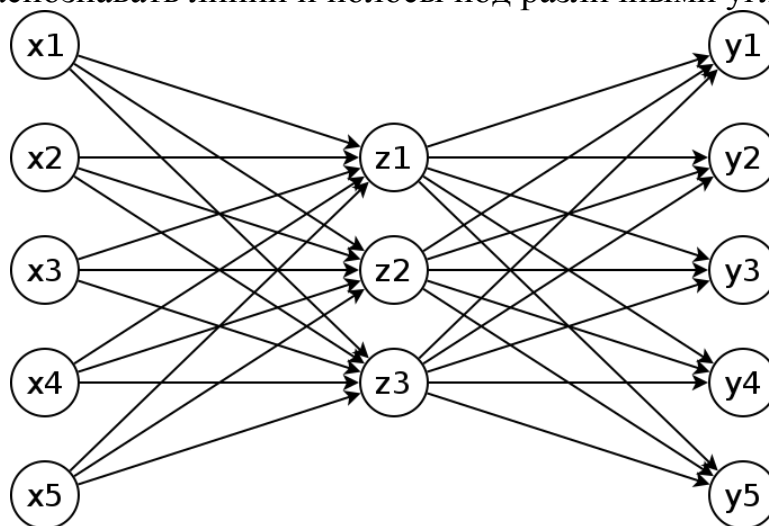


Рис. 2. Архитектура автоэнкодера

Применительно к решаемой задаче автоэнкодер используется в качестве средства понижения размерности векторных пространств, образуемых текстурными характеристиками, так как его архитектура подразумевает, что информация на входе и выходе сети будет идентична с точностью до допустимой ошибки. Таким образом, обученный автоэнкодер возможно разделить на две нейронных сети, первая из которых осуществляет понижение размерности вектора текстурных характеристик, а вторая применяется при необходимости уже после обработки данных для восстановления исходной размерности.



Такой подход позволяет уменьшить временные затраты на обработку изображений, сократить объемы используемой памяти, сохраняя при этом высокую точность результатов и высокую производительность.

Литература

1. Акинин М.В., Логинов А.А., Никифоров М.Б.. Способы описания текстов в задачах построения топографических карт. // Материалы XI Международной научно-технической конференции «АВИА — 2013» (том 4). Украина, Киев: НАУ 2013.
2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344с.
3. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс, 2-е изд., испр.: Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс» - 2006.

М.А. Беляев, О.Н. Ярыгин

ПРЕОДОЛЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ ВЫХОДА ЗА ПРЕДЕЛЫ ШКАЛЫ ПРЕДПОЧТЕНИЙ В МЕТОДЕ ПАРНЫХ СРАВНЕНИЙ

(Тольяттинский государственный университет)

В ситуациях многокритериального принятия решения в экономических и социальных системах возникают задачи связанные с выбором лучших из альтернативных вариантов, распределением ресурсов между альтернативными производителями и т.п. Метод анализа иерархий (МАИ) позволяет сравнивать альтернативы пропорционально их приоритетам. Сравнения могут производиться на основе реальных измерений или с помощью *фундаментальной шкалы*, которая отражает относительную силу предпочтений экспертов. МАИ допускает использование оценок отклоняющихся от полной согласованности, то есть в некоторой степени противоречащих друг другу. Поэтому предусматривается измерение несогласованности сравнений.

В работе Т.Саати [1] так описывается согласованность парных сравнений: «В общем случае, под согласованностью подразумевается то, что при наличии основного массива необработанных данных все другие данные логически могут быть получены из них» [1, с.23]. Однако такое правило противоречит организации шкалы предпочтений, используемой в методе анализа иерархий, что в свою очередь ограничивает возможности применения метода в некоторых технических и экономических задачах [2].

Для попарного сравнения факторов автором метода Т.Саати предложена специальная оценочная шкала, от 1 до 9, состоящая из пяти основных и четырех промежуточных суждений.

Для дальнейшего рассмотрения введем обозначения. Пусть значение степени предпочтения альтернативы a над альтернативой b равно p , $a \succ^p b$, значе-